

# Modelo de demanda para un tren de pasajeros entre Tunja y Bogotá

## Modeling Demand For A Passenger Train Between Tunja And Bogotá

Recibido 28 de marzo de 2009, modificado 5 de agosto de 2009, aprobado 30 de octubre de 2009.

### Luis Gabriel Márquez

MSc. Grupo de Investigación y Desarrollo en Planeación y Operación del Transporte – GIDPOT, Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia. Tunja, Colombia.  
luis.marquez@uptc.edu.co ✉

### Henry Jaimes Monsalve

Candidato a Magíster en Ingeniería con énfasis en transporte. Grupo de Investigación y Desarrollo en Planeación y Operación del Transporte – GIDPOT, Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia. Tunja, Colombia.  
hjaimes@argentina.com ✉

#### PALABRAS CLAVES

Experimento de elección, modelos de elección discreta, modelo logit mixto.

#### KEY WORDS

Choice experiment, discrete choice modeling, mixed logit model.

#### RESUMEN

Este artículo presenta los resultados de una encuesta de preferencias declaradas en un experimento de elección discreta, diseñado para examinar la demanda potencial de un nuevo sistema de transporte de pasajeros tipo tren entre Tunja y Bogotá. El estudio investiga acerca del comportamiento en la elección de tres modos de transporte: bus, tren y auto. Cada modo fue representado en términos del costo, tiempo de viaje e intervalo de tiempo entre despachos con un modelo logit mixto que incluye para los individuos la variable asiduidad. El modelo se utilizó para experimentar con distintos escenarios y se encontró para cada uno de ellos el reparto modal correspondiente.

#### ABSTRACT

This paper presents the results of stated-preference in a discrete choice experiments designed to examine the potential demand for a new type of passenger train between Tunja and Bogotá. The study investigates choice behaviour between three modes of transportation: bus, train and car. Each mode is represented in terms of cost, travel time and headway with a mixed logit model, which includes regularly for individuals. The model was used to experiment with different scenarios, finding the modal split for each.

## INTRODUCCIÓN

Aunque es ampliamente aceptado que una política de movilidad sostenible debe promover los desplazamientos a pie, en bicicleta y en tren, el transporte de pasajeros entre ciudades colombianas se hace comúnmente en automóvil y en vehículos de servicio público; por lo cual se abandonan infraestructuras existentes que bien podrían ser utilizadas como alternativas de transporte sostenibles. Tal es el caso de la ruta Tunja – Bogotá (Figura 1), en la que los individuos utilizan exclusivamente el modo carretero sobre un corredor de transporte paralelo a la red ferroviaria, que se usa sólo para el transporte de carga.

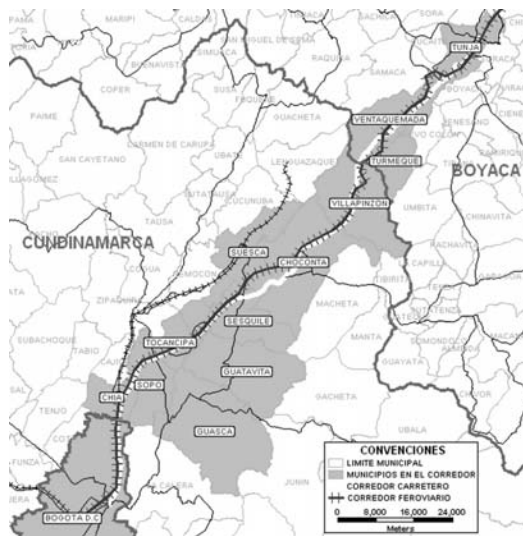


Figura 1. Localización del corredor en estudio

El tiempo de recorrido del tren entre Tunja y Bogotá supera actualmente las 7 horas [1], pero las políticas del gobierno departamental en materia de transporte, movilidad y logística apuntan a posicionar el sistema férreo como un elemento de competitividad para la economía regional [2], se proyectan mejoras en las especificaciones de la infraestructura que permitirían alcanzar una velocidad de operación cercana a 100 km/h y, en consecuencia, posibilitar la oferta de un nuevo servicio de transporte de pasajeros competitivo con el auto particular y el transporte público.

Para evaluar la participación de este nuevo servicio de transporte en el mercado, se desarrolló una investigación para modelar su demanda, mediante la calibración de un modelo de elección discreta con base en la aplicación de una encuesta de preferencias declaradas (PD), fundamentada en juicios declarados por individuos [3] acerca de cómo actuarían frente a la situación hipotética de tener disponible este nuevo servicio de tren.

## DESCRIPCIÓN GENERAL DE LOS MODELOS DE ELECCIÓN DISCRETA

Para evaluar la demanda de transporte, además de los estudios tradicionales basados en encuestas origen y destino, se utilizan modelos de elección discreta cimentados en la teoría de la utilidad aleatoria, que permiten abordar empíricamente el problema de modelación en el contexto de elecciones discretas [4]. Para su calibración, es necesario obtener datos mediante la aplicación de encuestas específicas, que pueden ser de preferencias reveladas (PR) o de preferencias declaradas (PD) [5], considerando la complejidad del proceso de elección [6].

Normalmente, el investigador está interesado en medir el cambio en la demanda del consumidor asociado con una política en particular; si se considera una nueva alternativa, entonces es importante medir los beneficios del proyecto para ver si justifica la inversión; así mismo, es necesario medir los impactos generados por un cambio en los atributos de una alternativa [4]. Casi siempre la modelación de estas decisiones sigue una secuencia de elecciones jerarquizadas [7], aunque más recientemente se han desarrollado modelos y teorías del comportamiento para tratar de explicar esas decisiones que se relacionan con el ámbito económico y psicológico [8].

En términos generales, una elección puede analizarse como una secuencia de decisiones constituida por los siguientes pasos [9]: definición del problema de elección, generación de alternativas, evaluación de los

atributos de las alternativas, elección y ejecución de la alternativa elegida. Es evidente que los individuos no realizan este proceso siempre que deben efectuar una elección, sino que pueden omitirlo y tomar una decisión, por ejemplo, por hábito, convencionalismo social o intuición [10]. En cualquier caso, estos comportamientos podrían describirse mediante un proceso de elección en el que el decisor generase una única alternativa; para ello, se debe tener en cuenta quién es el decisor, cómo se genera el conjunto de alternativas considerado, qué atributos van a caracterizar a las alternativas y qué reglas se van a seguir para la elección. Lo habitual era usar modelos agregados [11], pero, en las últimas décadas, los modelos de elección de modo de transporte han adoptado un enfoque desagregado y consideran el proceso a escala individual [10].

En general, en los modelos de elección discreta se representa el comportamiento de un individuo  $n$  que se enfrenta a la elección de una única alternativa  $i$  entre un conjunto finito  $I$  de alternativas disponibles [4]; el individuo busca maximizar su utilidad, así que prefiere la alternativa  $i$  sobre la  $j$  si  $U_{ni} > U_{nj}$ . Es importante considerar que el investigador observa sólo algunos atributos de decisión  $x_{nj}$  y algunos atributos del individuo  $s_n$ ; de esta manera, mientras el problema es determinístico para el individuo, no lo es así para el investigador, quien tratará la función de utilidad con un error aleatorio  $\varepsilon_{nj}$  de media cero y, por lo tanto,  $U_{nj} = V_{nj} + \varepsilon_{nj}$ . Entonces, la utilidad representativa o sistemática  $V_{nj}$  es una función que requiere para su calibración el ajuste de unos parámetros  $\beta$  [10]. En la mayor parte de los modelos de elección discreta que se emplean en la actualidad, se usan funciones lineales en los parámetros para representar esta utilidad determinística y se considera que los parámetros  $\beta$  son constantes para todos los individuos, pero pueden variar entre unas alternativas y otras [4].

Los distintos modelos de comportamiento de maximización de la utilidad aleatoria se diferencian principalmente en la especificación que suponen para el término de error  $f(\varepsilon_{nj})$ . Los principales modelos

de elección discreta son: Logit (MNL), con errores Gumbel independientes e idénticos (iid), que no admite correlación entre alternativas ni entre elecciones y requiere homoscedasticidad; Probit (MNP), cuyos factores no observados distribuyen conjuntamente normal, con gran dificultad para el cálculo de las integrales; modelos de valor extremo generalizados (GEV), que admiten patrones de correlación entre alternativas tales como el Logit jerárquico o anidado (HL), en el que las alternativas se estructuran en grupos llamados nidos, de modo que los factores no observados tienen la misma correlación para las alternativas en el interior del nido y no existe correlación con las restantes [10]; Logit mixto (ML), en donde los factores no observados se dividen en una parte que contiene la posible correlación y heteroscedasticidad, y en otra parte que es Gumbel iid, con la ventaja que este modelo puede aproximar cualquiera de los otros [4] por lo que es completamente general.

El proceso de calibración consiste en la estimación de los coeficientes  $\beta$ , tomando como estimadores aquellos valores que maximicen la verosimilitud de la muestra utilizada [4]; este proceso puede hacerse utilizando paquetes de cómputo comerciales o de uso libre como BIOGEME (2008). La selección del mejor modelo se basa en el examen y comparación de algunos indicadores, tales como la consistencia de signos, la significancia de los estimadores, medidas de bondad de ajuste mediante los índices de razón de verosimilitud  $\rho$  y  $\rho^2$  [12] y el cálculo de test de razón de verosimilitud de los modelos más complejos frente a los más sencillos, que pueden obtenerse mediante restricciones de éste [9].

Una vez que el mejor modelo es elegido, además de su empleo para realizar pronósticos de elecciones en diferentes escenarios, puede emplearse para medir elasticidades con respecto a diferentes variables, principalmente las tarifas del transporte público, y disponibilidades a pagar por las variaciones en diferentes atributos, con especial atención a los ahorros de tiempo de viaje y tiempo fuera del vehículo [10].

## PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

El conjunto del experimento de elección fue conformado por tres alternativas: auto (A), bus (B) y el nuevo servicio de transporte de pasajeros en tren (T). Se verificó que el conjunto de elección fuese mutuamente excluyente, exhaustivo y finito [4]; posteriormente, con base en los resultados obtenidos en las reuniones de grupo focal y a partir del examen de los coeficientes estimados para un modelo MNL con los datos acopiados en una prueba piloto, se determinaron los atributos relevantes y sus niveles.

En las tres alternativas se estudió el tiempo de viaje y el costo monetario percibido por los individuos; en las dos alternativas de transporte público se incluyó el intervalo de tiempo entre despachos, con el cual se logró aislar el efecto del tiempo de espera ya que, a diferencia del tiempo de viaje, su valoración cambia por la incomodidad y ansiedad asociadas [13]. También se

consideró el efecto del nivel de servicio para el nuevo modo de transporte por tren.

La determinación de los niveles de cada atributo (Tabla 1) partió de valores promedio referenciales identificados en las reuniones de grupo focal, ajustados después de aplicar la prueba piloto, cuidando de no utilizar un número muy grande de niveles y factores para evitar el incremento de las combinaciones resultantes.

Se utilizó un diseño etiquetado, en el que cada una de las opciones representa una alternativa específica; el diseño experimental se basó en los principios de ortogonalidad, balance de niveles, traslape mínimo y balance de utilidades, que en conjunto satisfacen que el diseño tenga un mínimo D-error [14]. Aunque se tenían a disposición las tablas de Koçur [15] se prefirió obtener el plan ortogonal de efectos principales con el algoritmo de búsqueda del software SAS [16].

Atributos	Niveles por alternativa			Variación con respecto al promedio		
	A	B	T	A	B	T
Tiempo (hh:mm)	1:30	2:00	2:15	-25,00%	-20,00%	-18,18%
	2:00	2:30	2:45	0,00%	0,00%	0,00%
	2:30	3:00	3:15	25,00%	20,00%	18,18%
Costo (miles de \$)	45	21	23	12,50%	16,67%	15,00%
	40	18	20	0,00%	0,00%	0,00%
	35	15	17	-12,50%	-16,67%	-15,00%
Intervalo (min)		10	30		-33,33%	-33,33%
		15	45		0,00%	0,00%
		20	60		33,33%	33,33%
Servicio	Corriente					
	Ejecutivo					

Tabla 1. Niveles de los atributos por alternativa

Todos los planes ortogonales iniciales cumplieron con el balance de niveles, a excepción del atributo nivel de servicio que presentó una distribución de 6 a 3 para los niveles corriente y ejecutivo, respectivamente. Se ajustó el plan para evitar la ocurrencia de un mismo

nivel de dos factores en una situación de elección y se utilizó la generación de números aleatorios para obtener el primer diseño experimental de PD. En la Tabla 2 se presenta el diseño definitivo que se utilizó en la aplicación final de las encuestas.

Bus (B)			Tren (T)			Auto (A)		
Tiempo (hh:mm)	Costo (miles de \$)	Intervalo (min)	Tiempo (hh:mm)	Costo (miles de \$)	Intervalo (min)	Nivel de Servicio	Tiempo (min)	Costo (miles de \$)
2:00	21	20	2:30	17	30	Ejecutivo	1:30	35
2:00	18	10	2:30	20	30	Corriente	1:30	45
2:00	15	15	2:00	23	60	Corriente	1:30	40
2:30	21	10	3:00	17	60	Corriente	2:30	40
2:30	18	15	3:00	20	45	Ejecutivo	2:00	40
2:30	15	20	2:00	20	60	Ejecutivo	2:30	45
3:00	21	15	2:00	23	45	Ejecutivo	2:00	45
3:00	18	20	2:30	17	45	Corriente	2:00	35
3:00	15	10	3:00	23	30	Corriente	2:30	35

Tabla 2. Diseño definitivo para encuesta PD.

Se conformó un conjunto moderado de variables socioeconómicas puesto que introducir demasiadas hace difícil predecir su evolución para realizar pronosis [10] y porque mejorar la especificación del modelo puede ocasionar que el error de medición aumente [17]. Las variables que se consideraron más relevantes para estudiar el proceso de elección fueron: sexo, edad, ocupación, asiduidad, ingreso, disponibilidad y tenencia de auto.

Para conocer la manera como cada individuo hizo la elección de modo en el último viaje de Tunja a Bogotá, se diseñó un conjunto de variables asociadas con la PR de las dos alternativas existentes incluyendo: número de acompañantes, motivo del viaje, costo, modo de transporte, hora de viaje, sitio donde toma el servicio de transporte y tiempo de espera.

Las encuestas se aplicaron durante el mes de enero de 2009; cada encuestado aportó una observación de PR y 9 de PD, conformando una muestra de 81 viajes reportados y 729 pseudo-individuos observados. Para evitar que usuarios sin acceso al auto consideraran esta alternativa en los conjuntos de elección del experimento de PD, se tuvo el cuidado de presentar al individuo solamente aquellas alternativas disponibles, tomando como criterio una pregunta filtro aplicada en la encuesta de PR para determinar la disponibilidad de auto particular, soslayando así la presencia de sesgo por no restricción.

Se hizo la calibración de varios modelos con los programas BIOGEME 1.7 (2008) y TransCAD® 5.0 (2008); los valores de las variables modales principales (tiempo, costo e intervalo) fueron tomados directamente del diseño experimental, en tanto que las demás variables recibieron un tratamiento adecuado para su incorporación en los modelos. La Tabla 3 resume los valores adoptados para las variables Dummy consideradas.

Variable	Valores	
Nivel de servicio	0: Corriente	1: Ejecutivo
Sexo	0: Masculino	1: Femenino
Asiduidad	0: Menos de un viaje al mes	1: Uno o más viajes al mes
Nivel de ingresos	0: Menor o igual a \$1.000.000	1: Mayor de \$1.000.000
Acompañantes	0: Solo	1: Acompañado

Tabla 3. Definición de variables Dummy para la modelación.

Debido a que no es posible determinar a priori cuál es el modelo que se debe utilizar, sino que se trata de un trabajo dispendioso de prueba para elegir el mejor modelo, la calibración consideró inicialmente variables de política, para luego incluir el efecto de variables adicionales como nivel de ingresos y asiduidad. Se probó con la inclusión de variables nuevas como la relación Costo/Ingreso, pero no se encontró un resultado satisfactorio.

La comparación de modelos equivalentes se hizo con el test de razón de verosimilitud (LR), que indica que cuando  $LR \leq \chi^2_{r, \alpha}$  se debe preferir el modelo restringido en lugar del modelo más complejo

$$LR = -2 \{ l^*(\hat{\theta}_r) - l(\hat{\theta}) \}$$

Para la comparación de los modelos no equivalentes se utilizó el índice  $\rho^2$  corregido

$$\rho^2 = 1 - \frac{l^*(\hat{\theta})}{l^*(C)}$$

siendo  $l^*(\hat{\theta})$  la log-verosimilitud en convergencia del modelo estimado y  $l^*(C)$  la log-verosimilitud del modelo, al especificar sólo constantes. Este valor com-

prendido entre 0 y 1 permite comparar distintos modelos y distintas muestras.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Fueron encuestados 40 hombres y 41 mujeres residentes en la ciudad de Tunja, con una edad promedio de 36 años; la mayoría de ellos empleados y trabajadores independientes, que en promedio realizan 4.4 viajes/año de Tunja a Bogotá. Del total de encuestados se encontró que 52% eran usuarios cautivos del servicio público; con respecto a la realización del viaje, el 70% reveló haber viajado en bus, a pesar de que el 48% del total tenía acceso al auto.

Parámetro		MNL-1	MNL-2	HL-1	ML-1 <sup>a</sup>	ML-2 <sup>a</sup>
Bus (1)	ASC1	-3,07	-1,95	-1,017	-2,23	-2,72
		(-6,87)	(-3,66)	(-1,55)	(-3,53)	(-5,01)
Tren (2)	ASC2	-2,17	-1,05	-0,665	-1,17	-1,66
		(-4,33)	(-1,81)	(-1,22)	(-1,73)	(-2,79)
Auto (3)	ASC3	0	0	0	0	0
Tiempo (1, 2, 3)	$\beta_1$	-0,0152	-0,0156	-0,007068	-0,022	-0,033 <sup>c</sup>
		(-5,78)	(-5,87)	(-2,70)	(-4,53)	(-7,16)
Costo (1, 2, 3)	$\beta_2$	-0,000194	-0,000198	-0,000091	-0,000219	-0,00022
		(-9,66)	(-9,76)	(-2,88)	(-9,74)	(-9,78)
Intervalo (1, 2)	$\beta_3$	-0,0255	-0,0254	-0,009461	-0,0298	-0,0297
		(-3,66)	(-3,62)	(-2,1428)	(-3,89)	(-3,87)
Nivel de servicio (2)	$\beta_4$					
Nido T. P.	$\phi$			0,387		
				(4,45) <sup>b</sup>		
Asiduidad (3)	$\beta_5$		0,961		0,993	1,26
			(3,18)		(2,35)	(3,24)
Nivel de ingreso (3)	$\beta_6$		0,95		0,773	
			(2,44)		(1,47)	
Acompañantes (3)	$\beta_7$					
Bondad de ajuste	$\ell(0)$	-622,078	-622,078	-622,078	-622,078	-622,078
	$\ell(C)$	-616,340	-614,293	-615,259	-612,061	-613,291
	$\ell(\hat{\theta})$	-548,543	-534,435	-541,736	-500,054	-501,059
$\rho^2$ ajustado		0,110	0,130	0,1195	0,183	0,183
Número de parámetros		5	7	6	8	7
Ranking		5	3	4	2	1

a Considerando panel de datos y distribución Normal en el tiempo de viaje.

b Se prueba la hipótesis nula que el parámetro estimado sea significativamente distinto de 1.

c Indica el nuevo parámetro estimado, correspondiente a la desviación estándar del término de error.

Tabla 4. Modelos calibrados.

Efectuado el ranking entre los modelos calibrados (Tabla 4) se determinó que el mejor es el ML-2, ya que presenta signos consistentes, coeficientes significativos y el mejor  $\rho^2$ ; además, considera un término de error adicional que distribuye Normal e incorpora el efecto de la asiduidad de los viajeros en el modelo. Tal vez lo único inconveniente en este modelo es la dificultad de predecir la asiduidad de los viajeros; sin embargo, al compararlo con el modelo ML-1, que es una versión simplificada del ML-2 con un grado de libertad, se encontró que era preferible el modelo más complejo.

Al aplicar el modelo ML-2 con base en los valores referenciales de las variables modales (Tabla 1), al considerar individuos cautivos del servicio de transporte público e individuos con disponibilidad de auto que viajan con dos niveles de asiduidad, y al utilizar un total de 1000 extracciones para la simulación, se encontró el reparto modal modelado así: 52% en bus, 31% en tren y 17% en auto. Esto sugiere que dadas las condiciones actuales de operación, al entrar en funcionamiento el nuevo servicio de transporte tipo tren con 2 horas y 45 minutos de tiempo de viaje, \$20,000 de tarifa e intervalo entre despachos de 45 minutos, participaría del 31% del mercado, equivalente al 37,6% del total de transporte público.

Se hizo un análisis de sensibilidad a partir de la modificación de los atributos de los otros dos modos de transporte en diversos escenarios, tal como se muestra en la Tabla 5, en la que se encuentra también el reparto modal para el escenario base obtenido a partir de los costos, tiempos e intervalos de tiempo entre despachos representativos de cada modo.

COROLARIO ECONÓMICO

En general, los modelos de reparto modal permiten obtener elasticidades puntuales o de arco; la más empleada es la elasticidad con respecto a su precio (elasticidad precio directa) o al precio de los restantes bienes (elasticidad precio cruzada); sin embargo, para un modelo ML, la elasticidad puntual ya no tiene una expresión cerrada [4] y es diferente para cada una de las alternativas [10]. A diferencia de los modelos MNL, MNP y HL, con los cuales es posible calcular puntualmente el valor subjetivo del tiempo de viaje, en los modelos ML no siempre ocurre lo mismo; ese es el caso del modelo ML-2, que al suponer una distribución Normal para el tiempo de viaje, hace que la relación entre la distribución del tiempo y el coeficiente del costo se encuentre también distribuida estocásticamente; bajo ese supuesto, se encuentra que

Escenario	% B	% T	% A
Base, utilizando valores promedio	51,6	31,0	17,4
Un peaje adicional de Tunja a Bogotá, por \$6,000	58,1	34,1	7,8
Tiempo de viaje en auto de 1 hora 30 minutos	46,7	29,2	24,1
Tarifa de bus en \$10,000	84,0	9,0	7,0
Tarifa de bus en \$25,000	20,8	55,1	24,1
Intervalo de despacho en bus cada 5 minutos	58,2	26,3	15,5
Intervalo de despacho en bus cada 30 minutos	41,7	38,5	19,8
Disminución de viajeros frecuentes al 25%	53,2	31,8	15,0
Aumento de viajeros frecuentes al 75%	49,3	29,9	20,8
Disminución del acceso al auto al 30%	56,7	33,3	10,0
Incremento del acceso al auto al 75%	46,2	28,7	25,0

Tabla 5. Reparto modal en diferentes escenarios.

el valor subjetivo del tiempo de viaje entre Tunja y Bogotá es una variable aleatoria Normal con media de 100,5 \$/min.

## CONCLUSIONES

Se determinó la participación que tendría en el mercado una nueva alternativa de transporte tipo tren, entre Tunja y Bogotá. El procedimiento utilizado definió en primer lugar el contexto de análisis del problema de elección modal, con lo que se logró identificar correctamente el conjunto de elección por considerar, así como los atributos y niveles de cada uno de ellos. Se consiguió finalmente un diseño experimental eficiente y creíble desde la óptica de los encuestados, a pesar de estar conformado por situaciones hipotéticas.

Se eligió un modelo logit mixto con 7 parámetros que incluyen constantes específicas para las alternativas bus y tren, el efecto del costo monetario percibido, el intervalo entre despachos para las alternativas de servicio público, dos niveles de asiduidad y distribución Normal del tiempo de viaje. La simulación realizada con 1000 extracciones, incorporando los valores representativos de las variables modales, dio como resultado un 31% de participación para la nueva alternativa estudiada y, aunque no se utilizó una muestra de validación, se comprobó la consistencia del modelo con respecto al fundamento teórico subyacente.

Se evaluó la sensibilidad de la demanda por tren con respecto al costo, tiempo de viaje e intervalo de tiempo entre despachos y se halló que el modelo permite probar consistentemente distintos escenarios. Se pudo comprobar que la demanda por tren es más sensible a cambios sucedidos en las variables del bus que a variaciones en la alternativa auto; de hecho, en el hipotético caso en que el servicio de tren se pusiera en marcha, tendrían que ser controladas efectivamente las tarifas del servicio público de transporte en bus, ya que como se pudo apreciar, en un nivel tarifario de \$10,000 para el bus, la demanda por tren sería tan solo del 9%.

Por último se encontró que, bajo los supuestos del modelo elegido, la distribución del valor subjetivo del tiempo de viaje entre Tunja y Bogotá tiene un valor medio de 100,5 \$/min; sin embargo, es importante destacar que dependiendo de la especificación del modelo, el valor subjetivo del tiempo de viaje puede cambiar drásticamente. Para ilustrar lo anterior, se determinó el valor subjetivo del tiempo de viaje para cada uno de los modelos presentados en Tabla 4 y se encontró que los modelos MNL y HL entregan valores del orden de 78 \$/min, significativamente diferentes al valor medio de los modelos ML. Estas grandes diferencias aumentan la incertidumbre de la valoración económica del tiempo de viaje puesto que no sólo depende de los valores de los atributos sino de la propia especificación del modelo.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] L. G. Márquez.  
*Modelo de Oferta de Transporte para Colombia, Selección de Información*. Tunja: Unión Temporal Modelación del Transporte, Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia, 2008.
- [2] Gobernación de Boyacá.  
“Plan departamental de desarrollo de Boyacá”. *Gaceta oficial*. No. 4975, Año 143, segunda época, 2008, pp. 1-140.
- [3] J. D. Ortúzar and L. G. Willumsen.  
*Modelling Transport*. West Sussex, England: John Wiley and Sons Ltd., 3 ed., 2001.
- [4] K. Train.  
*Discrete Choice Methods with Simulation*. Cambridge, U. K.: Cambridge University Press, 2003.
- [5] D. A. Hensher, J. J. Louviere and J. Swait.  
“Combining Sources of Preference Data”. *Journal of Econometrics*. Vol. 89, No. 1-2, November 1998, pp. 197-221.



- [6] **V. Cantillo and J. D. Ortúzar.**  
 “A Semi-compensatory Discreet Choice Model with Explicit Attribute Thresholds of Perception”. *Transportation Research part B* 39, pp. 641-657.
- [7] **J. Bates**  
 “History of Demand Modelling”. En D.A. Hensher y K.J. Button (eds.) *Handbook of Transport Modelling*. Pergamon, Amsterdam, 2000, pp.11-33.
- [8] **D. Kahneman.**  
 “Maps of Bounded Rationality”. Prize Lecture. En T. Frängsmyr (ed.) *Les Prix Nobel. The Nobel Prizes 2002*. Nobel Foundation, Stockholm, 2003.
- [9] **M. Ben-Akiva y S.R. Lerman.**  
*Discrete Choice Analysis. Theory and Application to Travel Demand*. The MIT Press. Cambridge, Massachusetts. 1985
- [10] **A. Orro.**  
*Modelos de elección discreta en transportes con coeficientes aleatorios*. Tesis doctoral Universidad de A Coruña. Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Caminos, Canales y Puertos. Programa de Doctorado: Ingeniería Civil. 22 de julio de 2005.
- [11] **D. McFadden y T. Domencich.**  
 “A Disaggregated Behavioral Model of Urban Travel Demand”. Report No. CRA-156-2, Charles River Associates, Inc., Cambridge, Massachusetts. 1972
- [12] **J. D. Ortúzar y L. G. Willumsen.**  
*Modelling Transport*. 3 ed. John Wiley and Sons, Ltd., West Sussex, England, 2001.
- [13] **P. J. Mackie, S. Jara-Díaz and A. S. Fowkes.**  
 “The Value of Travel Time Savings in Evaluation”. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* . Vol. 37, No.2-3, 2001, pp. 91–106.
- [14] **K. Zwerina, J. Huber and W. F. Kuhfeld.**  
*A General Method for Constructing Efficient Choice Designs*. Ludwigshafen, Germany: SAS Institute Inc., 2005, pp. 121-139. Disponible en: <http://support.sas.com/techsup/tnote/tnote.stat.html#market>.
- [15] **G. Koçur, T. Adler, W. Hyman and E. Audet.**  
*Guide to Forecasting Travel Demand With Direct Utility Measurement, UMTA*. Washington D.C.: USA Department of Transportation, 1982.
- [16] **D. Street, L. Burgess and J. Louviere.**  
 “Quick and Easy Choice Sets: Constructing Optimal and Nearly Optimal Atated Choice Experiments”. *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 22, 2005, pp. 459– 470.
- [17] **J. D. Ortúzar.**  
*Modelos de Demanda de Transporte*. México: Alfaomega, Ediciones Universidad Católica de Chile. 2a ed., 2000, pp. 167-204.